(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(51) 。Int. Cl. [6]
G06F 9/52

(45) 공고일자 2001년10월19일
(11) 등록번호 10-0305977
(24) 등록일자 2001년08월03일

(21) 출원번호 10-1997-0006742
(22) 출원일자 1997년02월28일

(65) 공개번호 특1998-0004035
(43) 공개일자 1998년03월30일

(30) 우선권주장 96-144109 1996년06월06일 일본(JP)

(73) 특허권자
후지쯔 가부시끼가이샤
아끼구사 나오유끼
일본국 가나가와켄 가와사키시 나카하라꾸 가미고다나카 4초메 1-1

(72) 발명자
후지모토 가츠히토
일본 가나가와켄 가와사키시 나카하라쿠 가미코다나카 4죠메 1반 1고, 후지쓰 가부시키가이샤나이
가마다 히로시
일본 가나가와켄 가와사키시 나카하라쿠 가미코다나카 4죠메 1반 1고, 후지쓰 가부시키가이샤나이

(74) 대리인
조태연

심사관 : 권오복

(54) 특징벡터의부분고유공간으로의사영에의한특징선택을이용한패턴인식장치및방법

요약

다종류의 문자 패턴 등의 식별을 목적으로 하여 특징 선택의 방법을 이용하여 특징 벡터의 차원수를 삭감함으로써 인식 처리의 고속화를 도모하고, 인식 정밀도를 유지할 수 있는 패턴 인식 장치를 실현하는 것에 있다.

특징 추출부(101)는 입력 문자 패턴으로부터 입력 특징 벡터를 추출한다. 학습 처리부(102)는 학습 문자 패턴의 학습 특징 벡터로부터 원래 특징 공간의 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 산출하여, 그것들을 부분 고유 공간의 정규 직교 기저 기억부(103)에 기억시키고, 또한, 각 인식 대상 문자 패턴에 대응하여 부분 고유 공간상에서 규정되는 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하고, 그것들을 인식 사서부(104)에 기억시킨다. 특징 선택부(105)는 상기 정규 직교 기저를 사용하여 특징 추출부(101)가 추출한 입력 특징 벡터의 부분 고유 공간으로의 사영인 입력 선택 특징 벡터를 산출한다. 조합부(106)는 상기 입력 선택 특징 벡터와 각 사서 선택 특징 벡터를 조합하는 것에 의해 입력 문자 패턴의 종류를 추정한다.

대표도

도 1

명세서

도면의 간단한 설명

도 1 은 본 발명의 실시 형태의 구성도.

도 2 는 본 발명의 실시 형태의 원리 설명도.

도 3 은 본 발명의 실시 형태에 있어서의 학습 처리의 동작 흐름도.

도 4 는 문자종간 분산 행렬(S_b)의 산출 처리의 동작 흐름도.

도 5 는 문자종내 분산 행렬(S_w)의 산출 처리의 동작 흐름도.

도 6 은 정규 직교 기저 벡터의 산출 처리의 동작 흐름도.

도 7 은 Φ_h의 산출 처리의 동작 흐름도.

도 8 은 종래 기술의 구성도.

도 9 는 종래 기술의 문제점의 설명도.

< 도면의 주요부분에 대한 부호의 설명 >

101 : 특징 추출부

102 : 학습 처리부

l03 : 부분 고유 공간의 정규 직교 기저 기억부

104 : 인식 사서부

105 : 특징 선택부

106 : 조합부

발명의 상세한 설명

발명의 목적

발명이 속하는 기술 및 그 분야의 종래기술

본 발명은 패턴을 나타내는 특징 벡터의 차원수를 효율적으로 삭감하는 특징 선택의 방법을 이용하여 문자 등의 패턴을 인식하는 기술에 관한 것이다.

근래, 오피스에서는 일 흐름의 효율화를 위해 문서를 전자적으로 파일링하여 필요에 따라서 코드화하기 위한 문서 인식

기술이 강하게 요구되고 있다. 특히, 문서 인식 기술의 1 형태인 문자 인식 기술은 문자열 정보의 코드화를 위해 필수의 기술이다. 이 기술에 있어서, 실용화와 광범위한 보급을 위해 인식 정밀도를 유지한 채로 고속으로 문자종을 추정하는 기술이 요구되고 있다. 통계적 방법에 의해 입력 문자의 특징 벡터의 차원수를 삭감하는 특징 선택의 방법은 인식 사서와의 조합에 대한 계산량을 삭감하는데 있어 효과적이다. 이것 때문에, 특징 선택의 방법을 이용한 문자 인식 기술은 실용적인 문서 인식 장치 구축에 있어 중요한 요소로서의 역할을 해내고 있음과 함께, 문자 이외의 여러가지의 패턴을 인식하기 위한 장치를 구축하는 것에서도 매우 중요한 기술이다.

우선, 패턴의 일예인 문자에 관하여, 문자 인식의 일반 개념에 관해서 설명한다.

우선, 문자 패턴이 입력되면, 그 크기가 정규화 된다.

그 후, 그 정규화에 의해 얻어지는 직사각형의 문자 영역이 다수의 부분적인 직사각형 영역으로 분할된다. 예컨대, 1 개의 직사각형 문자 영역은 세로 3 행 × 가로 3 열 또는 세로 6 행 × 가로 6 열로 등분할되어 9 개 또는 36 개 정도의 부분 직사각형 영역으로 분할된다.

다음에, 부분 직사각형 영역마다 그 영역내에 존재하는 문자의 윤곽을 나타내는 화소(윤곽화소)가 추출되어, 각 윤곽화소마다 그 화소를 포함하는 윤곽선의 방향이 결정된다. 또, 윤곽화소는 문자영역 그 자체에 대응하는 화소, 또는, 문자영역을 세선화(細線化)함으로써 얻어지는 화소이다. 또한, 상기 방향으로서는 예컨대, 상하좌우 경사진 방향으로 이루어지는 8 방향, 또는 더욱 가는(detailed) 36 방향 정도가 채용된다. 그 후, 부분 직사각형 영역마다 그 영역내의 각 방향마다의 윤곽 화소수가 집계된다. 이 결과, 1 개의 부분 직사각형 영역에 대해서, 방향수와 같은 차원수를 갖고, 각 요소치가 그 요소에 대응하는 방향의 윤곽 화소수에 대응하는 값인 부분 특징 벡터가 얻어진다. 그리고, 1 개의 입력 문자 패턴에 관해서, 그것에 대응하는 직사각형 문자 영역에 포함되는 각 부분 직사각형 영역에 대응하는 각 부분 특징 벡터의 전요소로 이루어지는 특징 벡터가 얻어진다.

이렇게 하여 얻어지는 각 문자 패턴의 특징 벡터를 인식 대상이 되는 각각의 문자종으로 분류하면, 그 특징 벡터의 요소수에 대응하는 차원을 갖는 다차원 공간상에서, 문자종이 동일한 문자 패턴의 특징 벡터끼리가 집합함으로써, 문자종마다 크러스터(clusters)가 형성된다. 이 성질을 이용하여 우선 학습용 문자 패턴의 특징 벡터가 분류되며, 그 결과 얻어지는 크러스터마다 그 크러스터에 포함되는 특징 벡터로부터 그 크러스터에 대응하는 문자종을 대표하는 평균 특징 벡터가 계산된다. 평균 특징 벡터는 예를 들면 각 특징 벡터의 요소마다 평균치를 계산함으로써 산출된다. 그리고, 각 문자종마다 평균 특징 벡터가 사서로서 등록된다.

실제의 인식시에 있어, 입력 문자 패턴의 특징 벡터가 계산된후, 그 특징 벡터와 사서에 등록되어 있는 각 평균 특징 벡터와의 거리가 계산되어, 거리가 가장 짧은 평균 특징 벡터에 대응하는 문자종이 입력 문자의 문자종으로서 추정된다. 거리로서는 유클리드 거리라든지 시티 블록 거리를 계산하는 방법이 잘 알려져 있다.

여기서, 특징 공간 전체에서 거리가 계산되는 경우에, 그 특징 공간의 차원수에 따른 시간이 필요하게 된다. 그래서, 계산의 고속화를 도모하기 위해서, 특징 공간의 차원수를 삭감한 다음에(예컨대, 384 차원에서 64 차원으로의 삭감), 거리를 계산하는 기술이 알려져 있다. 이러한, 특징 공간의 차원수를 삭감하는 방법은 특징 선택이라고 불리고, 특징 선택에 대한 구체적인 방법으로서, 표준판별 분석이라든지 주성분 분석이 알려져 있다. 특징 선택에 의한 차원수의 삭감 비율에 있어서 원래 차원수의 1/8 정도까지는 인식율이 거의 저하되지 않는 것이 실험적으로 확인되었고, 오히려, 특징 선택에 의해서 유의(有意)가 아닌 노이즈적인 특징 벡터가 삭감됨으로써 인식율의 증가 효과를 기대할 수 있다.

처음에, 특징 선택으로서 표준 판별 분석을 이용한 문자 인식의 종래 기술에 관해서, 도 8의 구성도에 기초하여 설명한다.

우선, 특징 추출부(801)는 g 종류로 이루어지는 문자종 i(1≤i≤g)마다, 그 문자종 i 에 포함되는 n_i 샘플의 문자 패턴으로부터, 전술한 바와 같이 하기 수학식 1에 표시되는 n^i 쌍의 학습용의 특징 벡터(xj(i))(1≤j≤ni)를 추출한다. 여기서, 윗첨자 "T"는 행렬(또는 벡터)의 전치를 나타낸다.

수학식 1

$$x^{j(i)} = (x_j{}^{k(i)}) = (x_j{}^{1(i)}, \cdots, x_j{}^{N(i)})^T$$

여기서, 첨자 k는 특징 벡터의 요소번호를 나타내고, 그 범위는 1≤k≤N이다.

또, 이후의 설명에 있어서, 밑줄이 있는 기호는 벡터량을 나타내고, 상술한 바와 같이 요소번호가 부가되어 밑줄이 없는 기호는 벡터의 요소치를 나타낸다.

다음에, 학습 처리부(802)는 g 종류로 이루어지는 문자종 i(1≤i≤g)마다, 그 문자종 i에 대응하는 상기 특징 벡터(xj(i))(1≤j≤ni)로부터 그 문자종 i에 대응시키고 하기 수학식 2에 표시되는 평균 특징 벡터(m(i))를 계산한다.

수학식 2

$$m^{(i)} = (m_k{}^{(i)}) = (m_1{}^{(i)}, \cdots, m_N{}^{(i)})^T$$

또한, 학습 처리부(802)는 문자종 i마다 샘플수 n^i와 상기 평균 특징 벡터(m(i))로부터 하기 수학식 3에 표시되는 전 문자종에 관한 평균 특징 벡터(전체 평균 특징 벡터)(m)을 계산한다.

수학식 3

$$\underline{m} = (m_k) = (m_1, \cdots, m_N)^T$$

이어서, 학습 처리부(802)는 각각의 문자종 i의 특징 벡터(xj(i)), 샘플수(ni)및 상술한 바와 같이 계산되는 평균특징 벡터(m(i))와, 전체 평균 특징 벡터(m)에 기초하여, 하기의 수학식 4 수학식 7로 표현되는 문자종간 분산 행렬(Sb)과 문자종내 분산 행렬(Sw)을 계산한다. 여기서, 첨자 p 및 q는 각각 특징 벡터의 요소번호를 나타내고, 그 범위는 1≤p, q≤N 이다.

수학식 4

$$S_b = (b_{pq})$$

수학식 5

$$b_{pq} = \sum_{i=1}^{g} n_i (m_p^{(i)} - m_p)(m_q^{(i)} - m_q)$$

수학식 6

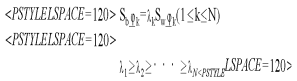
$$S_w = (w_{pq})$$

수학식 7

$$W_{pq} = \sum_{i=1}^{g} \sum_{j=1}^{n_i} (x_{jp}^{(i)} - m_p^{(i)})(x_{jq}^{(i)} - m_q^{(i)})$$

또, 학습 처리부(802)는 상술한 바와 같이 계산한 문자종간 분산 행렬(S_b)과 문자종내 분산 행렬(S_w)을 사용하여 하기 수학식 8을 충족시키고, N 쌍로 이루어지는 고유 벡터(φk)(각각의 차원은 N으로 길이는 1) 및 고유치(λk) 쌍(1≤k≤N)을 계산한다.

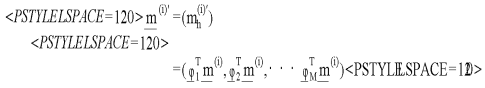
수학식 8



그리고, 학습 처리부(802)는 상술한 바와 같이 계산한 N 개의 고유 벡터(φk) 중 각각에 대응하는 고유치(λk)가 큰 것으로부터 M 개(M〈N)의 고유 벡터(φh)(1≤h≤M)을 선택하고, 그들을 고유 벡터 기억부(803)에 기억시킨다.

또한, 학습 처리부(802)는 각각의 문자종 i에 대한 상기 M 개의 고유 벡터(φh)(1≤h≤M)과, N 차원의 평균 특징 벡터(m(i))와의 내적을 하기 수학식 9와 같이 계산함으로써 문자종 i마다 M 차원의 평균 선택 특징 벡터(m(i))를 산출하여 인식 사서부(804)에 기억시킨다.

수학식 9



여기서, 첨자 h는 선택 특징 벡터의 요소번호를 나타내며, 그 범위는 1≤h≤M이다. 이렇게 하여 사서를 구성하는 각각의 문자종의 평균 특징 벡터에 관하여, N 차원에서 M 차원으로 차원 삭감되는 특징 선택처리가 실행된다. 이 특징 선택 처리는 바꿔 말하면, 문자종간 분산을 크게하고 또한 문자종내 분산을 작게 하도록 즉 M 개의 고유 벡터(φh)에 의해 규정되는 특징 선택후의 공간에서 다른 종류의 문자는 되도록이면 떨어지고 같은 종류의 문자는 되도록이면 모이도록 N 차원의 평균 특징 벡터를 M 개의 고유 벡터(φh)에 의해서 규정되는 M 개의 좌표축으로 사영시키는 처리와 같다. 즉, 이 표준 판별 분석에 있어서, 대상이 되는 전문자종에 대응하는 원래의 특징 공간상의 모든 크러스터는 1 개의 새로운 공간으로 변환된다.

실제 인식시,우선 특징 추출부(801)가 문자종이 미지인 입력 문자 패턴으로부터 하기 수학식 l0에 표시되는 N 차원의 특징 벡터(x)를 추출한다.

수학식 10

$$x = (x_k) = (x_1, \cdots, x_N)^T$$

여기서, 첨자 k는 특징 선택전 특징 벡터의 요소번호를 나타내며, 그 범위는 1≤k≤N이다.

다음에, 특징 선택부(805)는 고유 벡터 기억부(803)에서 기억하고 있는 M 개의 고유 벡터(φh)(1≤h≤M)과 N 차원의 특징 벡터(x)간의 내적을 하기 수학식 ll과 같이 계산함으로써 M 차원의 선택 특징 벡터(y)를 산출한다.

수학식 11

$$y = (y_h) = (\phi 1^T x, \phi 2^T x, \cdots, \phi M^T x)$$

이렇게 하여, 입력 특징 벡터에 대해 N 차원에서 M 차원으로의 차원 삭감이 되는 특징 선택 처리가 실행된다.

최종적으로, 조합부(806)는 각각의 문자종 i에 대한 M 차원의 선택 특징 벡터(y)와 인식 사서부(804)에 기억된 평균 선택 특징 벡터(m(i))간의 유클리드 거리 d(i)를 하기 수학식 12에 같이 계산한다.

수학식 12

$$d^{(i)} = \left\{ \sum_{h=1}^{M} (y_h - m_h^{(i)'})^2 \right\}^{1/2}$$

그리고, 조합부(806)는 상기 거리($d^{(i)}$)가 가장 짧은 평균 선택 특징 벡터(m(i)′)에 대응하는 문자종 i를 입력 문자 패턴에 대한 추정 문자종으로서 출력한다.

특징 선택으로서 표준 판별 분석을 이용한 상술의 종래 기술에 따르면, 거리계산에서 요소수가 N 항으로부터 M 항으로 삭감되기 때문에, M을 N의 1/8 정도로 설정함으로써, 인식 속도를 대폭 향상시킬 수 있다.

그러나, 특징 선택으로서 표준 판별 분석을 이용하는 종래 기술에서는 M 개의 고유 벡터(φh)(1≤h≤M)가 서로 직교하는 것이 보증되어 있지 않다. 따라서, 이들의 고유 벡터(φh)에 기초하여 새로운 특징 공간이 정의된 경우, 인식 대상 문자의 특징 벡터(x)를 상기 M 개의 고유 벡터(φh)에 대응하는 M 개의 좌표축에 사영시키고, 그 사영 결과인 선택 특징 벡터 y와 각각의 문자종 I에 대한 평균 선택 특징 벡터(m(i)′)간의 유클리드 거리 등을 계산할 경우, 그 거리는 원래 N 차원의 특징 공간상의 거리와 크게 달라져 버리는 경우가 생긴다.

지금, 이해를 쉽게 하기 위해서, 도 9에 도시된 바와 같이 특징 선택전의 차원수는 3 차원이고, 특징 선택후의 차원수는 2 차원인 경우를 생각한다.

특징 선택전 3 차원의 특징 공간상에서의 특징 벡터x2와 특징 벡터x1간의 유클리드 거리(dorg)는 하기 수학식 13에 의해서 부여된다.

수학식 13

$$d_{org} = \| \underline{x}_2 - \underline{x}_1 \|$$
$$= \{ (\underline{a}_1^T \underline{x}_2 - \underline{a}_1^T \underline{x}_1)^2 + (\underline{a}_2^T \underline{x}_2 - \underline{a}_2^T \underline{x}_1)^2 + (\underline{a}_3^T \underline{x}_2 - \underline{a}_3^T \underline{x}_1)^2 \}^{1/2}$$

한편, 특징 선택후 2 차원의 특징 공간상에서의 특징 벡터x2와특징 벡터x1간의 근사적인 유클리드 거리(dnew)는 하기 수학식 14에 의해서 부여된다.

수학식 14

$$d_{new} = \{ (\underline{\varphi}_1^T \underline{x}_2 - \underline{\varphi}_1^T \underline{x}_1)^2 + (\underline{\varphi}_2^T \underline{x}_2 - \underline{\varphi}_2^T \underline{x}_1)^2 \}^{1/2}$$

상기 수학식 14에 있어서, 우변 각항의 물리량은 도 9에 도시되는 바와 같다. 도 9를 보면 명백하듯이, 수학식 14는 피타고라스의 정리를 따르지 않는다. 특징 선택후 2 차원의 특징 공간상에서의 유클리드 거리(d_{new})는 특징 선택전 3 차원의 특징 공간상에서 유클리드 거리(d_{org})에서 크게 차이 난다.

이 결과, 특징 선택으로서 표준 판별 분석을 이용하는 종래 기술에 따르면, 표준 판별 분석에 의해 구해지는 M 개의 고유 벡터(φh)(1≤h≤M)으로의 특징 벡터(x)의 사영 조합은 원래의 특징 공간에 대한 부분 고유 공간으로의 특징 벡터(x)의 사영을 나타내지 않으며, 문자 인식 정밀도의 저하를 초래하여 실용적인 인식 정밀도를 갖는 문자 인식 장치 등을 실현하기가 곤란하다고 하는 문제점을 갖고 있었다.

한편, 특징 선택을 위한 다른 방법인 주성분 분석을 이용하여, 각 문자종이 서로로부터 분리되는 주성분 벡터 쌍이 각 문자종마다 계산된다. 이 분석법은 다수 종의 문자 판별이 목적으로 한 문자 분류를 위한다기 보다는 특징 공간내의 근접한 영역에서 유사한 문자종이 존재할 때, 인식 대상 문자의 특징 벡터를 각각의 문자종에 대응하는 주성분 벡터에 사영시킴으로써 보다 정확한 인식 결과를 얻기 위해 적용된다. 즉, 주성분 분석에 있어서, 각 문자종에 대한 주성분 벡터를 좌표축으로서 표시하는 개별적인 새로운 공간이 생성되게 된다. 그리고, 인식 대상 문자와 각 문자종간의 거리는 인식 대상 문자의 특징 벡터를 각 문자종의 주성분 벡터상에 사영시킨 후 계산되기 때문에, 문자종이 많으면 계산량이 방

대해 진다. 따라서, 이 분석법은 숫자나 문자종이 적고 유사한 문자의 판별 등에 주로 사용되고 있다.

또, 특징 벡터에 대한 거리의 정의로서, 마하라노비스(Mahalanobis) 거리라든지 베이즈(Bayes) 거리가 알려져 있다. 이러한 거리를 이용하여 인식 장치가 구성될 경우, 거리 계산이 행해지는 좌표축은 서로 직교해야만 한다는 제약이 부가된 후에 거리가 계산되므로, 표준 판별 분석에서 야기하는 문제점은 발생하지 않지만 계산이 매우 복잡하고 방대해지는 문제점을 가지고 있다.

이상 설명한 각 문제점은 문자 인식 장치에 한정되는 것은 아니고, 화상 패턴이라든지 음성 패턴 등의 여러 가지 패턴을 특징 벡터를 통해 인식하는 기술에 공통된 문제점이다.

발명이 이루고자 하는 기술적 과제

본 발명의 과제는 다종의 패턴을 식별하는 것으로서, 특징 선택의 방법을 이용하여 특징 벡터의 차원수를 삭감함으로써 인식 처리의 고속화를 도모하고 인식 정밀도를 유지할 수 있는 패턴 인식 장치를 실현하는 것에 있다.

발명의 구성 및 작용

본 발명의 제1의 양태는 입력 문자 패턴 등의 입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 이용하여 그 입력 패턴을 인식하는 패턴 인식 장치를 전제로 한다.

그리고 우선, 본 발명은 입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 추출하는 입력 특징 벡터 추출 수단을 포함한다.

다음에, 원래 특징 공간의 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 유지하는 정규 직교 기저 기억 수단을 포함한다.

다음에, 1 개 이상의 각 인식 대상 패턴에 대응하여 부분 고유 공간상에서 규정되는 각 사서 선택 특징 벡터를 기억하는 인식 사서 수단을 포함한다.

또, 정규 직교 기저 기억 수단이 기억하는 정규 직교 기저를 이용하여, 입력 특징 벡터 추출 수단이 추출한 입력 특징 벡터의 부분 고유 공간상으로 사영된 입력 선택 특징 벡터를 산출하는 특징 선택 수단을 포함한다.

그리고, 그 특징 선택 수단이 산출한 입력 선택 특징 벡터와 인식 사서 수단이 기억하는 각 사서 선택 특징 벡터를 조합함으로써, 그 입력 선택 특징 벡터에 대응하는 입력 패턴의 종류를 인식하는 조합 수단을 포함한다. 이 수단에서의 조합은 예컨대, 입력 선택 특징 벡터와 각 사서 선택 특징 벡터간의 각각의 거리를 계산하여, 그 각각의 거리 값을 비교하는 처리이다. 그리고, 이 거리로서는 예컨대, 유클리드 거리에 기초하는 거리, 시티 블록 거리에 기초하는 거리, 또는 체스판 거리에 기초하는 거리 등을 채용할 수 있다.

본 발명의 제2의 양태는 본 발명의 제1의 양태에 따른 패턴 인식 장치에 있어서 정규 직교 기저와 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 패턴 학습 장치를 전제로 한다.

그리고 우선, 학습 패턴의 특징을 표현하는 학습 특징 벡터를 추출하는 학습 특징 벡터 추출 수단을 포함한다.

다음에, 그 학습 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 특징 벡터에 기초하여, 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 산출하는 정규 직교 기저 산출 수단을 포함한다.

또, 학습 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 특징 벡터에 기초하여, 각 인식 대상 패턴에 대응하여 원래 특징 공간상에서 규정되는 각 사서 특징 벡터를 산출하는 사서 특징 벡터 산출 수단을 가진다.

그리고, 정규 직교 기저 산출 수단이 산출한 정규 직교 기저를 이용하여, 사서 특징 벡터 산출 수단이 산출한 각 사서 특징 벡터의 부분 고유 공간으로 사영되는 각각의 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 사서 선택 특징 벡터 산출 수단을 포함한다.

상술한 본 발명의 제1 또는 제2의 양태의 구성에 있어서, 정규 직교 기저는 예컨대, 학습 패턴의 학습 특징 벡터에 대하여 정규 판별 분석을 실행함으로써, 고유치가 큰순으로 원래 특징 공간의 차원수보다 적은 소정수의 고유 벡터를 산출하여, 그 소정수의 고유 벡터를 고유치가 큰 순으로 순차 직교화시켜 소정수의 정규 직교 기저 벡터를 산출함으로써 산출될 수 있다.

또한, 상술한 본 발명의 제1 또는 제2의 양태의 구성에 있어서, 입력 특징 벡터 또는 사서 특징 벡터의 부분 고유 공간상으로 사영되어 얻어지는 입력 선택 특징 벡터 또는 각 사서 선택 특징 벡터는 그 입력 특징 벡터 또는 그 사서 특징 벡터의 정규 직교 기저 벡터로 사영되어 얻어지는 것같이 구성될 수 있다. 또 그 사영 결과 얻어지는 입력 선택 특징 벡터 또는 각 사서 선택 특징 벡터는 그 입력 특징 벡터 또는 그 사서 특징 벡터와 정규 직교 기저 벡터와의 내적(內積)을 연산한 결과 얻어지는 것같이 구성될 수 있다.

또한, 상술한 본 발명의 제1 또는 제2의 양태의 구성에 있어서, 사서 선택 특징 벡터는 각 인식 대상 패턴의 종류마다 특징 벡터의 평균인 평균 특징 벡터에 기초하는 것같이 구성될 수 있다.

본 발명은 상술한 본 발명의 제1 또는 제2의 양태의 구성에 의해서 실현되는 기능과 동일의 기능을 갖는 방법 발명으로서 구성될 수 있다.

또한, 본 발명이 계산기에 의해 사용될 때, 상술한 본 발명의 제1 또는 제2 양태의 구성에 의해서 실현되는 기능과 같은 기능을 계산기로 하여금 행하게 하는 계산기 독출가능 기억 매체로서 구성할 수 있다.

이상의 구성으로부터 알 수 있는 바와 같이, 본 발명에서는 종래 기술의 경우와 같이, 거리 계산에 있어서 요소수가 삭감되므로 인식 속도를 대폭 향상시킬 수 있으면서 동시에, 본 발명에 관련된 독자적인 특징으로서, 특징 벡터가 원래 특징 공간의 부분 고유 공간으로 사영됨으로써 거리 보존이 실현되어, 실용적인 인식 정밀도를 갖는 문자 인식 장치를 실현하는 것이 가능하게 된다.

이 경우에, 종래와 같은 표준 판별 분석 등의 방법에 의해서 고유 벡터를 산출한후, 직교화를 위한 간단한 점화식(漸化式)에 의해서 정규 직교 기저 벡터를 산출함으로써 정규 직교 기저를 간단한 처리로 산출할 수 있다.

또, 상술한 고유 벡터의 직교화에 따라서, 문자종내 분산은 최소가 되고 문자종간 분산은 최대가 되는 표준 판별 분석의 성질이 다소 상실될 것으로 예상되었지만, 실험에 의하면, 그것에 의한 인식률의 저하보다도 거리 계산이 직교화에 따라서 정상화되는 것에 의한 인식율의 향상 쪽이 대폭 상회하는 결과가 얻어져 본 발명의 유효성을 확인할 수 있었다.

이하, 도면을 참조하면서, 본 발명의 실시의 형태에 관해서 순차적으로 설명한다.

본 발명의 실시의 형태에 따르면, 표준 판별 분석에 의해서 고유치가 큰순으로 M 개의 고유 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)가 산출된 후, 슈미트의 직교 화법에 기초하여 그 고유 벡터(ϕh)가 직교화됨으로써, M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)가 산출된다. 그 후, N 차원의 특징 벡터는 상기 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)로 사영됨으로써, 선택 특징 벡터가 산출된다. 그리고, 이러한 선택 특징 벡터를 이용하여 인식 처리가 실행되므로, 특징 선택의 방법을 이용하여 특징 벡터의 차원수를 삭감함으로써 인식 처리의 고속화를 도모하고 높은 인식 정밀도를 유지할 수 있는 것이 본 발명에 관련한 큰 특징이다.

이제 이해를 쉽게 하기 위해서, 도 2에 도시되는 바와 같이 특징 선택전 차원수는 3 차원이고 특징 선택후의 차원수는 차원인 경우를 생각한다.

우선, 정규 판별 분석에 의해서 고유치가 큰 순으로 2 개의 고유 벡터(φ1,φ2)가 산출된 후, 슈미트의 직교화법에 기초하여 그 고유 벡터를 직교화시킴으로써 2 개의 정규 직교 기저 벡터(φ1(=φ1),φ2)가 산출된다.

특징 선택전 3 차원의 특징 공간상에서의 특징 벡터x2와 특징 벡터x1간의 대한 유클리드 거리(dorg)는 전술한 수학식 13에 의해서 부여된다.

한편, 특징 선택후의 2 차원의 특징 공간상에서의 특징 벡터x2와 특징 벡터x1간의 근사적인 유클리드 거리(dnew)는 하기 수학식 15에 의해서 부여된다.

수학식 15

$$d_n e_w = [(\phi 1Tx2 - \phi 1Tx1)2+(\phi 2Tx2 - \phi 2Tx1)2] 1/2$$

상기 수학식 15에 있어서, 우쪽 각 항의 물리량은 도 2에 도시되는 바와 같다. 도 2를 보면 명백하듯이, 수학식 15는 피타고라스의 정리를 따르고 있고 특징 선택후 2 차원의 특징 공간상에서의 유클리드 거리(d_{new})는 특징 선택전 3 차원의 특징 공간상에서의 유클리드 거리(d_{org})와 매우 근사하다.

이상의 원리는 차원수가 보다 많은 경우에도 동일하게 적용할 수 있다. 그리고, 이제부터 구체적으로 설명하는 본 실시의 형태에 따라 정규 직교 기저 벡터(φh)로의 특징 벡터(x)의 사영의 조합은 원래의 특징 공간에 대한 부분 고유 공간으로의 특징 벡터(x)의 사영과 동일한다. 이 결과, 특징 선택후에도 충분한 문자 인식 정밀도를 확보할 수 있다.

도 1은 상기 원리에 기초하는 본 실시의 형태의 구성도이다.

우선, 학습 처리시, 특징 추출부(101) 및 학습 처리부(102)는 도 3의 동작 흐름도에 의해서 표현되는 학습처리를 실행한다.

우선, 특징 추출부(101)는 단계 303에서, 1 개의 문자종 i에 관해서, 그 문자종 i에 포함되는 n_i 샘플의 문자 패턴으로부터, 전술한 수학식 1에 표시되는 n^i쌍의 학습용의 특징 벡터(xj(i))(1≤j≤ni)를 추출한다. 여기서, 단계 302에 있어서 샘플번호 j가 1로 세트된 뒤, 단계 305로 샘플번호 j가 문자종 i의 샘플수 ni를 넘었다고 판정될 때까지, 단계 304에서 샘플번호 j가 +1씩 순차로 증분되면서, 단계 303의 처리가 반복 실행되어 문자종 i에 대응하는 ni쌍의 학습용의 특징 벡터(xj(i))의 추출 처리가 실현된다.

다음에, 학습 처리부(102)는 1 개의 문자종 i에 관해서, 상기 단계 302 305에 의해서 얻어진 2 문자종 i에 대응하는 n_i쌍의 학습용의 특징 벡터(xj(i))를 이용하여, 그 벡터의 각 요소마다 평균치를 계산함으로써, 그 문자종 i에 대응하여 전술한 수학식 2로 표시되는 평균 특징 벡터(m(i))를 계산한다.

그리고, 단계 301에서 문자종 번호i가 1로 세트된후, 단계 308에서 문자종 번호 i가 총 문자종수 g를 넘었다고 판정될 때까지, 단계 307에서 문자종 번호 i가 +1씩 순차적으로 증분되면서, 상기 단계 302 306의 처리가 실행되어, g 종류로 이루어지는 문자종 i (1≤i≤g)마다, n^i쌍의 학습용의 특징 벡터(xj(i))와 1 개의 평균 특징 벡터(m(i))의 계산 처리가 순차로 실행된다.

그후, 학습 처리부(10^2)는 단계 309에 있어서, 각각의 문자종 i에 대한 샘플수(n_i) 및 상기 평균 특징 벡터(m(i))의 각각의 요소(mk(i))로 이루어져 하기 수학식 16과 같이 표현되어, 전술한 수학식 3에 표시되는 전 문자종에 대한 평균 특징 벡터(전체평균 특징 벡터)m의 각 요소(mk)를 계산한다.

수학식 16

$$m_k = (\sum_{i=1}^{g} m_k^{(i)} \cdot n_i) / \sum_{i=1}^{g} n$$

계속해서, 학습 처리부(102)는 단계 310에서 각각의 문자종 I에 대한 특징 벡터($x_{j(i)}$), 샘플수(n^i), 및 평균 특징 벡터($m_{(i)}$)와, 전체 평균 특징 벡터(m)에 기초하여, 문자종간 분산 행렬(Sb)을 계산한다. 이 처리의 상세는 도 4의 동작 흐름도에 의해서 표시된다.

우선, 제1의 요소번호(p)는 단계 401에서 1로 세트된 후, 단계 411에서 번호 N을 넘었다고 판정될 때까지, 단계 410에서 +1씩 증분된다. 또한, 제2의 요소번호 q는, 단계 402에서 1로 세트된 후 단계 409에서 번호 N을 넘었다고 판정될 때까지, 단계 408에서 +1씩 증분된다. 그리고, 이 제어루프에 의해서 결정되는 제1의 요소번호(p)와 제2의 요소번호(q)의 쌍마다, 단계 403 단계 407에 의해서, 전술한 수학식 5가 계산된다.

즉, 단계 404에서, 제1의 요소번호(p) 및 제2의 요소번호(q)에 의해서 결정되는 문자종간 분산 행렬(S_b)의 1 개의 요소치(b_{pq})가 클리어되어, 문자종 번호i가 단계 403에서 1로 세트된 뒤 단계 407에서 총 문자종수 g를 넘었다고 판정될 때까지 단계 406에서 +1씩 순차적으로 증분되면서, 단계 405에 있어서, 하기 수학식 17로 표시되는 계산 처리가 반복 실행됨으로써 요소치(b_{pq})가 계산된다.

수학식 17

$$b_{pq} = b_{pq} + n_i(m_p^{(i)} - m_p)(m_q^{(i)} - m_q)$$

상술의 단계 403 단계 407의 처리가 단계 401, 402, 408 4ll의 제어 루프에 의해서 반복 실행됨으로써 제1의 요소번호(p)와 제2의 요소번호(q)의 모든 조합에 의해서 결정되는 문자종간 분산 행렬(S_b)의 모든 요소치(b_{pq})가 계산된다.

그 후, 단계 412에서 전술한 수학식 4로 표시되는 바와 같이 하여, 상기 계산된 전요소치(b_{pq})의 집합으로서, 문자종간 분산 행렬(S_b)이 출력된다.

학습 처리부(102)는 이상과 같이 하여 도 3의 단계 310에서 문자종간 분산 행렬(S_b)을 계산한 후, 단계 3ll에서, 각각의 문자종 i에 대한 특징 벡터($x_j^{(i)}$)와, 샘플수(n_i)및 평균 특징 벡터($m^{(i)}$)에 기초하여, 문자종내 분산 행렬(S_w)을 계산한다. 이 처리의 상세는 도 5의 동작 흐름도에 의해서 표시된다.

우선, 제1의 요소번호(p)는, 단계 501에서 1로 세트된 뒤, 단계 514에서 번호 N을 넘었다고 판정될 때까지, 단계 513에서 +1씩 증분된다. 또한, 제2의 요소번호(q)는 단계 502에서 1로 세트된뒤, 단계 512에서 번호 N을 넘었다고 판정될때까지, 단계 5ll에서 +1씩 증분된다. 그리고, 이것들의 제어루프에 의해서 결정되는 제1의 요소번호(p)와 제2의 요소번호(q)의 쌍마다, 단계 503 단계 510에 의해서, 전술한 수학식 7이 계산된다.

즉, 단계 505에서 제1의 요소번호(p) 및 제2의 요소번호(q)에 의해서 결정되는 문자종내 분산 행렬(S_w)의 1 개의 요소치(w_{pq})가 클리어되고, 우선, 문자종 번호i가 단계 503에서 1로 세트된 뒤 단계 5l0에서 총 문자종수 g를 넘었다고 판정될 때까지 단계 509에서 +1씩 순차로 증분되면서, 단계 506 508의 루프가 반복실행된다. 이 루프에서는 또, 샘플번호 j가 단계 504에서 1로 세트된 뒤 단계 508에서 총 샘플수(n_i)를 넘었다고 판정될 때까지 단계 507에서 +1씩 순차적으로 증분되며, 단계 506에 있어서, 하기 수학식 18로 표시되는 계산 처리가 반복실행됨으로써 요소치(w_{pq})가 계산된다.

수학식 18

$$w_{pq} = w_{pq} + (x_{jp}^{(i)} - m_p^{(i)})(x_{jq}^{(i)} - m_q^{(i)})$$

상술한 단계 503 단계 510의 처리가 단계 501, 502, 5ll 514의 제어 루프에 의해서 반복 실행됨으로써 제1의 요소번호(p)와 제2의 요소번호(q)의 모든 조합에 의해서 결정되는 문자종내 분산 행렬(S_w)의 모든 요소치(w_{pq})가 계산된다.

그 후, 단계 515에서 전술한 수학식 6으로 계산된 모든 요소치(w_{pq})의 집합으로서, 문자종내 분산 행렬(S_w)이 출력된다.

학습 처리부(102)는 상술한 바와 같이 하여 도 3의 단계 310에서 계산한 문자종간 분산 행렬(S_b)과 단계 3ll에서 계산한 문자종내 분산 행렬(S_w)을 이용하며, 단계 312에서 전술한 수학식 8을 충족시키고, N 쌍으로 이루어지는 고유 벡터(ϕk)와 고유치 λ_k의 쌍($1 \leq k \leq N$)을 계산한다. 이 계산 처리는 공지되어 있으므로, 그 상세한 설명은 생략한다. 그리고, 학습 처리부(102)는 단계 312에서 상술한 바와 같이 계산한 N 개의 고유 벡터(ϕk)중 각각에 대응하는 고유치(λk)가 큰 것부터 M 개($M < N$)의 고유 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)를 선택한다.

다음에, 학습 처리부(102)는 단계 313에서 상기 고유 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)를 직교화시키는 처리를 실행하여 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)를 산출한다. 직교화의 방법으로서 슈미트의 직교화법을 사용한다. 이 직교화법에 있어서, 고유치(λh)가 큰 고유 벡터(ϕh)로부터 순서대로 하기 수학식 19 및 수학식 20으로 표시되는 점화식 및 수학식 21로 표시되는 정규화식이 실행됨으로써 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)가 순차적으로 산출된다.

수학식 19

$$\phi 1 = \phi 1$$

수학식 20

$$\underline{t}_h = \underline{\varphi}_h - \sum_{i=1}^{h-1} (\underline{\varphi}_i^T \underline{\varphi}_i) \underline{\varphi}_i \qquad (2 \leq h \leq M)$$

수학식 21

$$\phi h = th / \| th \|$$

여기서, 수학식 20과 도 7을 참조하면 알 수 있는 바와 같이, 고유치가 큰 고유 벡터로부터 순차적으로 현재 처리대상이 되는 고유 벡터(ϕ_h)보다 고유치가 큰 고유 벡터(ϕ_i)($1 \leq i \leq h-1$)에 기초하여 현재까지 얻어지고 있는 정규 직교 기저 벡터(ϕ_i)($1 \leq i \leq h-1$)의 모두에 직교하고, 고유 벡터(ϕh)에 대응하는 벡터(t_h)가 계산된다. 그리고, 수학식 21에 의해서, 그 벡터(t_h)의 길이가 1로 정규화됨으로써, 고유 벡터(ϕh)에 대응하는 정규 직교 기저 벡터(ϕ_h)가 산출된다.

도 3의 단계 313의 처리의 상세는 도 6의 동작 흐름도에 의해 표시된다.

우선, 학습 처리부(102)는 단계 601로 수학식 19를 계산한다.

그리고, 학습 처리부(102)는 차원 번호 h를 단계 602에서 2로 세트한 후, 단계 606에서 특징 선택후의 차원수 M을 넘었다고 판정할 때까지, 단계 605에서 순차로 +1씩 증분되면서, 수학식 20에 대응하는 단계 603의 계산 처리와 수학식 21에 대응하는 단계 604의 계산 처리를 반복 실행한다.

이상과 같이 하여, 본 실시의 형태에 따라 종래와 동일한 표준 판별 분석 방법에 의하여 고유 벡터(ϕh)가 산출된 후, 직교화를 위한 간단한 점화법에 의해서 정규 직교 기저 벡터(ϕ_h)가 산출되는 것이 본 발명의 큰 특징이다.

학습 처리부(102)는 도 3의 단계 313에 있어서, 상술한 바와 같이 산출된 M개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)을 부분 고유 공간의 정규 직교 기저 기억부(103)에 기억시킨다.

이어서 학습 처리부(102)는 도 3의 단계 314에서 문자종 i마다, 상기 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕh)($1 \leq h \leq M$)와, 단계 306에서 산출한 N 차원의 평균 특징 벡터(m(i))와의 내적을 하기 수학식 22에 표시된 바와 같이 계산하여, 각각의 문자종 i의 M 차원의 평균 선택 특징 벡터(m(i)′)를 산출하여, 이들을 인식 사서부(104)에 기억시킨다.

수학식 22

$$\underline{m}^{(i)'} = (m_h^{(i)'})$$

$$= (\underline{\varphi}_1^T \underline{m}^{(i)}, \underline{\varphi}_2^T \underline{m}^{(i)}, \cdots, \underline{\varphi}_M^T \underline{m}^{(i)})$$

여기서, 첨자 h는 선택 특징 벡터의 요소번호를 나타내고, 그 범위는 1≤h≤M이다. 이렇게 하여, 사서를 구성하는 각각의 문자종의 평균 특징 벡터에 관하여, N 차원으로부터 M 차원으로의 차원이 삭감 처리되는 특징 선택 처리가 실행된다. 본 실시의 형태에 있어서, 특징 선택 처리는 바꿔 말하면, 종래 기술의 경우와 마찬가지로 문자종간 분산을 크게 하고 또한 문자종내 분산을 작게 하도록, N 차원의 평균 특징 벡터를 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕ_h)에 의해서 규정되는 M 개의 좌표축에 사영시키는 처리와 동일하다. 여기서, M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕ_h)는 서로 직교하기 때문에, 상기 사영 처리는 N 차원의 평균 특징 벡터를, 원래의 특징 공간의 부분 고유 공간으로 사영시키는 처리와 동일하다. 이 결과, 도 2를 이용하여 전술한 바와 같이, 원래의 특징 공간상에서의 벡터간의 거리와, M 개의 정규 직교 기저 벡터 ϕ_h에 의해서 규정되는 부분 고유 공간상에서의 벡터간의 거리가 잘 대응하게 된다.

이상 설명한 바와 같이 하여, 학습 처리부(102)가 도 3의 동작 흐름도에 기초한 학습 처리를 실행한다.

실제 인식시, 우선, 특징 추출부(101)가 문자종이 미지인 입력 문자 패턴으로부터 전술한 수학식 l0에 표시되는 N 차원의 특징 벡터x를 추출한다.

다음에, 특징 선택부(105)는 부분 고유 공간의 정규 직교 기저 기억부(103)에 기억되어 있는 M 개의 정규 직교 기저 벡터(ϕ_h)(1≤h≤M)과, N 차원의 특징 벡터x와의 내적을 하기 수학식 23에 표시된 바와 같이 계산함으로써, M 차원의 선택 특징 벡터(z)를 산출한다.

수학식 23

$$z = (z^h) = (\phi 1Tx, \phi 2Tx, \cdots, \phi MTx)T$$

이렇게 하여, 입력 특징 벡터에 관하여, M 차원의 부분 고유 공간으로의 사영(특징 선택)이 이루어진다

최후에, 조합부(106)는 문자종 i 마다, M 차원의 선택 특징 벡터z와 인식 사서부(104)에 기억된 평균 선택 특징 벡터(m(i)′)간의 유클리드 거리(d(i))를 하기 수학식 24에 표시되는 바와 같이 계산한다.

수학식 24

$$d^{(i)} = \left\{ \sum_{h=1}^{M} (z_h - m_h^{(i)<\cdot\sim\cdot>})^2 \right\}^{1/2}$$

그리고, 조합부(106)는 상기 거리($d^{(i)}$)가 가장 짧은 평균 선택 특징 벡터(m(i)′)에 대응하는 문자종 i를 입력 문자 패턴에 대한 추정 문자종으로서 출력한다.

이상 설명한 실시의 형태에 의하면, 종래 기술의 경우와 동일하게 거리 계산에서 요소수가 N 항으로부터 M 항으로 절감되므로 인식 속도를 대폭으로 향상시킬 수 있으며 동시에, 본 발명의 독자적 특징으로서, 특징 벡터가 원래의 특징 공간의 부분 고유 공간으로 사영됨으로써 거리 보존이 실현되고, 실용적인 인식 정밀도를 갖는 문자 인식 장치를 실현하는 것이 가능하게 된다.

또, 상술한 고유 벡터의 직교화에 따라서, 문자종내 분산은 최소가 되고 문자종간 분산은 최대가 되는 표준 판별 분석의 성질이 다소 상실되는 것으로 예상되었지만, 실험에 의하면, 그것에 의한 인식률의 저하보다도, 거리 계산이 직교화에 따라서 정상화되는것에 의한 인식률의 향상의 쪽이 대폭 상회하는 결과가 얻어져서 본 발명의 유효성을 확인할 수 있었다.

상술의 실시의 형태에 있어서는, 벡터간의 거리로서 유클리드 거리를 이용하였지만, 본 발명은 이것에 한정되는 것은 아니고, 유클리드 거리에 기초한 다른 거리라든지 시티 블록 거리, 체스판 거리 등도 채용할 수 있다. 여기서, 벡터 x_1과 벡터 x_2 간의 시티 블록 거리(d)는 다음 수학식에 의해서 정의된다. 단지, x_{1h} 및 x_{2h} 는 각 벡터 x_l 및 x_2 의 각각의 요소이다. 이 거리는 좌표축에 따라서 세로 또는 가로중 어느 방향으로만 계측되는 상황하에서의 거리이다.

수학식 25

$$d = \sum_{h=1}^{M} | x_{1h} - x_{2h} |$$

또한, 벡터 x_1과 벡터 x_2 간의 체스판 거리(d)는 다음 수학식에 의해서 정의된다. 이 거리는, 좌표 축을 따라서 세로, 가로, 또는 경사진 어느 방향으로만 계측되는 상황하에서의 최단 거리이다.

수학식 26

$$d = max_h | x_{1h} - x_{2h} |$$

본 발명은 전술한 실시의 형태와 같은 문자 인식 장치에 한정되는 것은 아니고, 여러가지의 패턴 인식 장치에 적용할 수 있는 것은 말할 필요도 없다.

또한, 본 발명은 상기 패턴 인식 기능을 실현하는 컴퓨터 프로그램을 기억하는 플로피디스크, CD-ROM디스크, 광디스크, 포터블(림ㅡ 버블) 하드디스크 등의 기억 매체도 특허청구 범위로 한다.

발명의 효과

본 발명에 의하면, 종래 기술의 경우와 마찬가지로 거리 계산에 있어서 요소수가 삭감되기 때문에 인식 속도를 대폭 향상시킬 수 있으며 동시에, 본 발명의 독자적인 특징으로서, 특징 벡터가 원래의 특징 공간의 부분 고유 공간으로 사영됨으로써 거리 보존이 실현되어, 실용적인 인식 정밀도를 갖는 문자 인식 장치가 실현될 수 있다.

이 경우에, 종래와 동일한 표준 판별 분석 등의 방법으로써 고유 벡터를 산출한 후, 직교화를 위한 간단한 점화식에 의해서 정규 직교 기저 벡터를 산출하는 것에 의해, 정규 직교 기저를 간단한 처리로 산출할 수 있다.

또, 상술한 고유 벡터의 직교화에 따라서, 문자종내 분산은 최소가 되고 문자종간 분산은 최대가 되는 표준 판별 분석의 성질이 다소 상실될 것으로 예상되었지만, 실험에 의하면 그것에 의한 인식률의 저하보다도, 거리 계산이 직교화에 따라서 정상화됨으로써 인식률의 향상 쪽이 대폭 상회하는 결과가 얻어져서 본 발명의 유효성을 확인할 수 있었다.

(57) 청구의 범위

청구항 1.

입력 패턴의 특징을 표현하는 특징 벡터를 이용하여 상기 입력 패턴을 인식하는 패턴 인식 장치에 있어서,

상기 입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 추출하는 입력 특징 벡터 추출 수단과,

원래 특징 공간의 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 유지하는 정규 직교 기저 기억 수단과,

1 개 이상의 각 인식 대상 패턴에 대응하여 상기 부분 고유 공간상에서 규정되는 각 사서 선택 특징 벡터를 기억하는 인식 사서 수단과,

상기 정규 직교 기저 기억 수단이 기억하는 정규 직교 기저를 이용하여, 상기 입력 특징 벡터 추출 수단이 추출한 입력 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 사영인 입력 선택 특징 벡터를 산출하는 특징 선택 수단과,

상기 특징 선택 수단이 산출한 입력 선택 특징 벡터와 상기 인식 사서 수단이 기억하는 각 사서 선택 특징 벡터를 조합함으로써, 상기 입력 선택 특징 벡터에 대응하는 입력 패턴의 종류를 인식하는 조합 수단을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 인식 장치.

청구항 2.

입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 이용하여 상기 입력 패턴을 인식하는 패턴 인식 방법에 있어서,

상기 입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 추출하여, 원래 특징 공간의 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 유지하는 단계와,

1 개 이상의 각 인식 대상 패턴에 대응하여 상기 부분 고유 공간상에서 규정되는 각 사서 선택 특징 벡터를 기억하는 단계와,

상기 정규 직교 기저를 이용하여, 상기 입력 패턴에 대하여 추출된 입력 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 사영인 입력 선택 특징 벡터를 산출하는 단계와,

상기 입력 선택 특징 벡터와 상기 각 사서 선택 특징 벡터를 조합함으로써, 상기 입력 선택 특징 벡터에 대응하는 입력 패턴의 종류를 인식하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 인식 방법.

청구항 3.

제1항 기재의 패턴 인식 장치 또는 제2항 기재의 패턴 인식 방법에 있어서의 상기 정규 직교 기저와 상기 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 패턴 학습 장치에 있어서,

학습 패턴의 특징을 표현하는 학습 특징 벡터를 추출하는 학습 특징 벡터 추출 수단과,

상기 학습 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 특징 벡터에 기초하여, 상기 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 산출하는 정규 직교 기저 산출 수단과,

상기 학습 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 특징 벡터에 기초하여, 상기 각 인식 대상 패턴에 대응하고 상기 원래 특징 공간상에서 규정되는 각 사서 특징 벡터를 산출하는 사서 특징 벡터 산출 수단과,

상기 정규 직교 기저 산출 수단이 산출한 정규 직교 기저를 이용하여, 상기 사서 특징 벡터 산출 수단이 산출한 각 사서 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 각 사영인 상기 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 사서 선택 특징 벡터 산출 수단을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 학습 장치.

청구항 4.

제1항 기재의 패턴 인식 장치 또는 제2항 기재의 패턴 인식 방법에 있어서의 상기 정규 직교 기저와 상기 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 패턴 학습 방법에 있어서,

학습 패턴의 특징을 표현하는 학습 특징 벡터를 추출하고,

상기 학습 특징 벡터에 기초하여, 상기 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 산출하고,

상기 학습 패턴의 학습 특징 벡터에 기초하여, 상기 각 인식 대상 패턴에 대응하여 상기 원래 특징 공간상에서 규정되는 각 사서 특징 벡터를 산출하고,

상기 정규 직교 기저를 이용하고, 상기 각 사서 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 사영인 상기 사서 선택 특징 벡터를 산출하는 과정을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 학습 방법.

청구항 5.

입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터를 이용하여 상기 입력 패턴을 인식하는 패턴 인식 장치에 있어서,

상기 입력 패턴의 특징을 표현하는 입력 특징 벡터 또는 학습 패턴의 특징을 표현하는 학습 특징 벡터를 추출하는 특징 벡터 추출 수단과,

원래 특징 공간의 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 유지하는 정규 직교 기저 기억 수단과,

1 이상의 각 인식 대상 패턴에 대응하고 상기 부분 고유 공간상에서 규정되는 각 사서 선택 특징 벡터를 기억하는 인식 사서 수단과,

상기 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 패턴의 학습 특징 벡터에 따라서 상기 부분 고유 공간의 정규 직교 기저를 산출하고, 그들을 상기 정규 직교 기저 기억 수단에 기억시키는 정규 직교 기저 산출 수단과,

상기 특징 벡터 추출 수단이 추출한 학습 패턴의 학습 특징 벡터에 따라서 상기 각 인식 대상 패턴에 대응하고 상기 원래 특징 공간상에서 규정되는 각 사서 특징 벡터를 산출하는 사서 특징 벡터 산출 수단과,

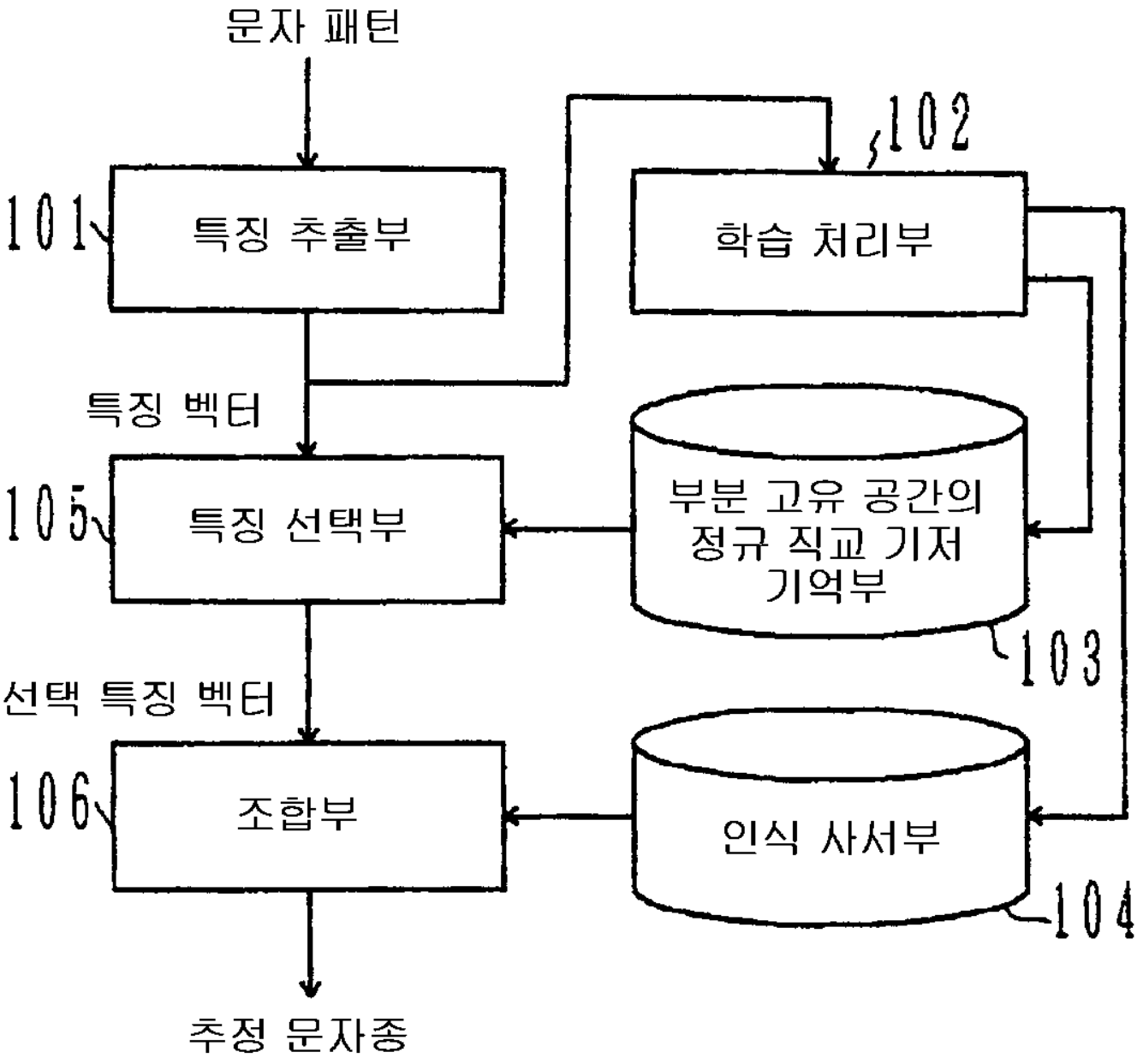
상기 정규 직교 기저 산출 수단이 산출한 정규 직교 기저를 이용하고, 상기 사서 특징 벡터 산출 수단이 산출한 각 사서 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 각 사영인 상기 각 사서 선택 특징 벡터를 산출하고, 그들을 상기 인식 사서 수단에 기억시키는 사서 선택 특징 벡터 산출 수단과,

상기 정규 직교 기저 기억 수단이 기억하는 정규 직교 기저를 이용하고, 상기 특징 벡터 추출 수단이 추출한 입력 패턴의 입력 특징 벡터의 상기 부분 고유 공간으로의 사영인 입력 선택 특징 벡터를 산출하는 특징 선택 수단과,

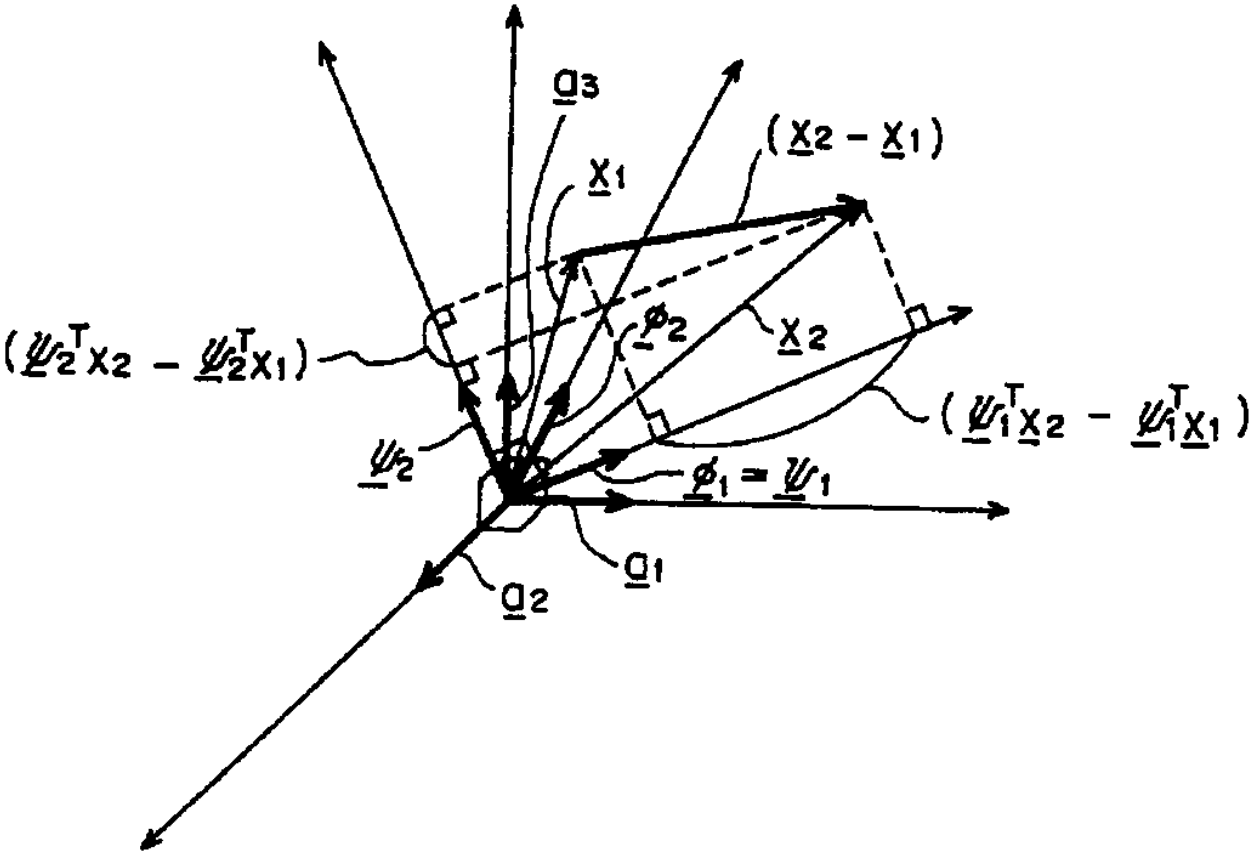
상기 특징 선택 수단이 입력 선택 특징 벡터와 상기 인식 사서 수단이 기억하는 각 사서 선택 특징 벡터를 조합함으로써, 상기 입력 선택 특징 벡터에 대응하는 입력 패턴의 종류를 인식하는 조합 수단을 포함하는 것을 특징으로 하는 패턴 인식 장치.

도면

도면 1

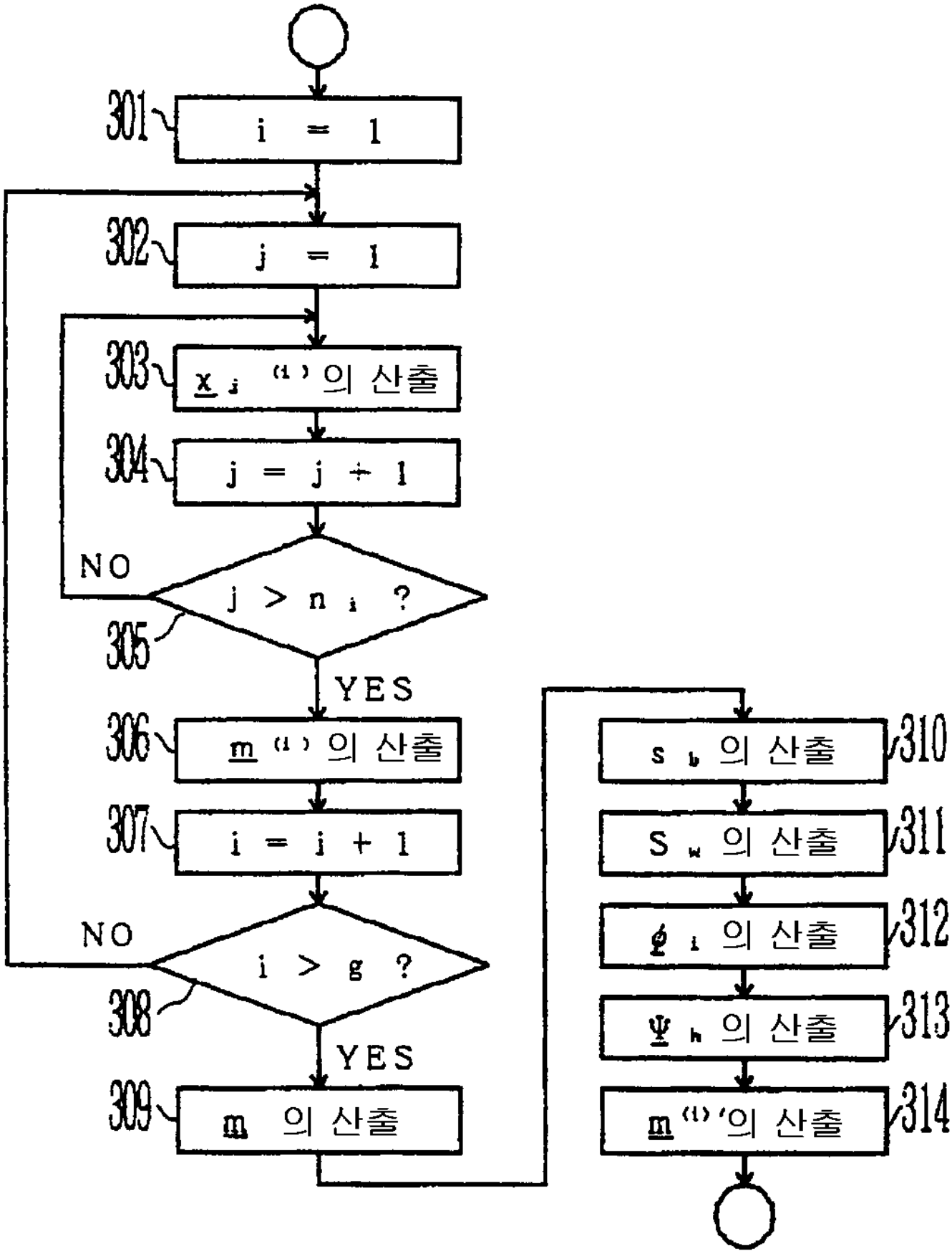

문자 패턴
101
특징 추출부
102
학습 처리부
특징 벡터
105
특징 선택부
부분 고유 공간의
정규 직교 기저
기억부
103
선택 특징 벡터
106
조합부
인식 사서부
104
추정 문자종

도면 2

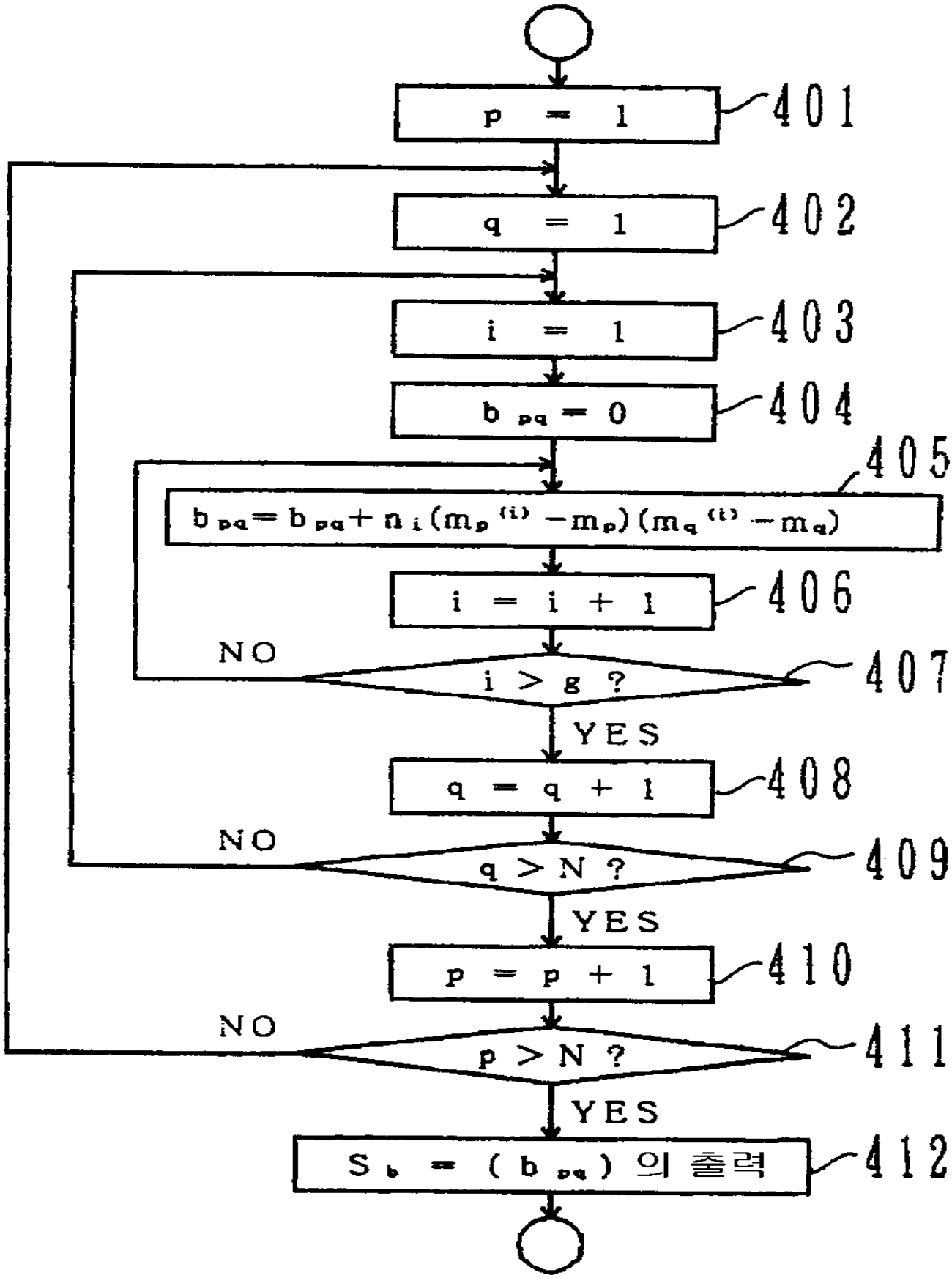


$$\begin{cases} d_{org} = |x_2 - x_1| \\ \quad = \{(a_1^T x_2 - a_1^T x_1)^2 + (a_2^T x_2 - a_2^T x_1)^2 + (a_3^T x_2 - a_3^T x_1)^2\}^{1/2} \\ d_{new} = \{(\psi_1^T x_2 - \psi_1^T x_1)^2 + (\psi_2^T x_2 - \psi_2^T x_1)^2\}^{1/2} \end{cases}$$

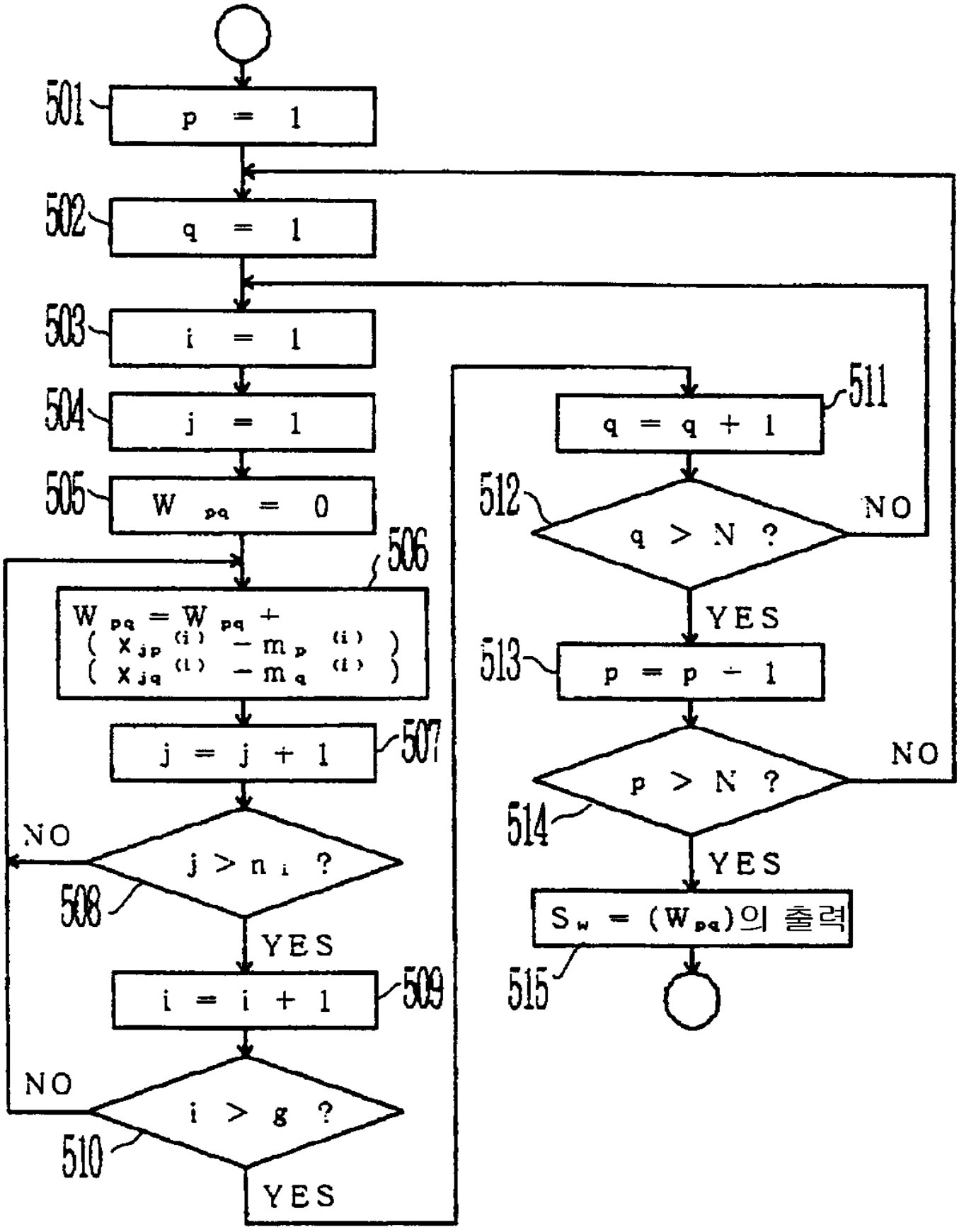
도면 3


301
i = 1
302
j = 1
303
x_i^(1) 의 산출
304
j = j + 1
NO
j > n_i ?
305
YES
306
m^(1) 의 산출
307
i = i + 1
NO
i > g ?
308
YES
309
m 의 산출
310
s_b 의 산출
311
S_w 의 산출
312
φ_i 의 산출
313
Ψ_h 의 산출
314
m^(1)' 의 산출

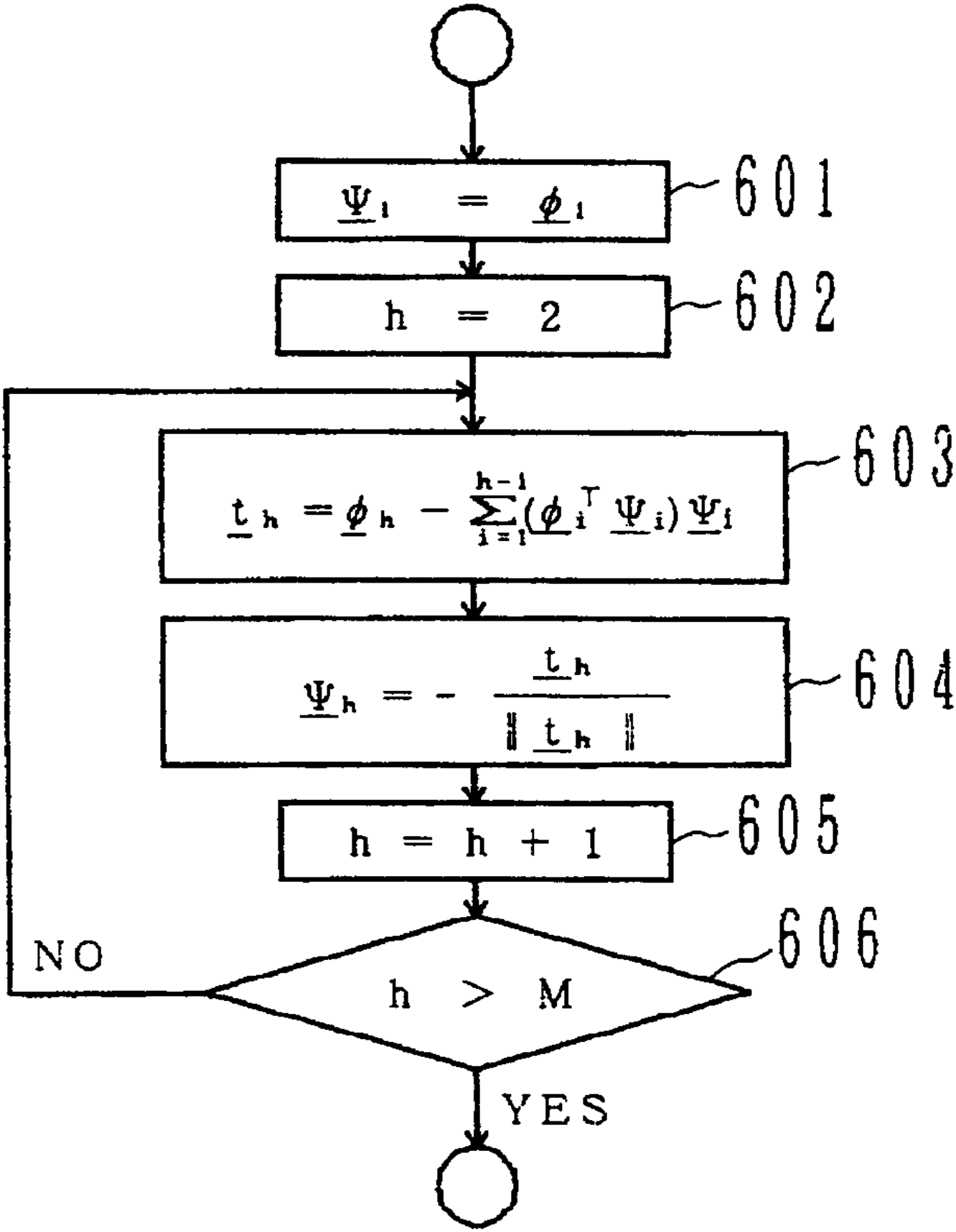
도면 4


p = 1
401
q = 1
402
i = 1
403
b pq = 0
404
405
b pq = b pq + n i (m p (i) − m p)(m q (i) − m q)
i = i + 1
406
NO
i > g ?
407
YES
q = q + 1
408
NO
q > N ?
409
YES
p = p + 1
410
NO
p > N ?
411
YES
S b = (b pq) 의 출력
412

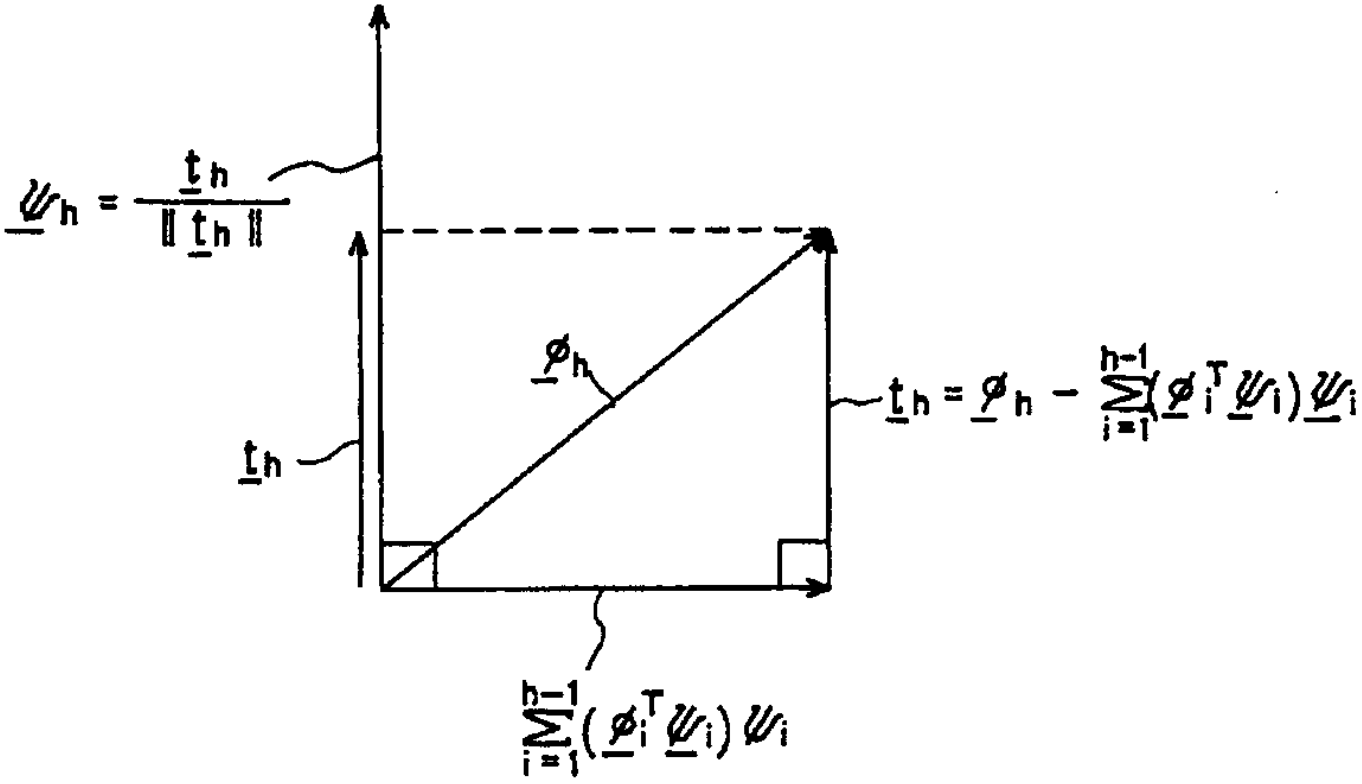
도면 5


501
p = 1
502
q = 1
503
i = 1
504
j = 1
505
W pq = 0
506
W pq = W pq + (X jp (i) − m p (i)) (X jq (i) − m q (i))
507
j = j + 1
508
j > n i ?
NO
YES
509
i = i + 1
510
i > g ?
NO
YES
511
q = q + 1
512
q > N ?
NO
YES
513
p = p − 1
514
p > N ?
NO
YES
Sw = (Wpq)의 출력
515

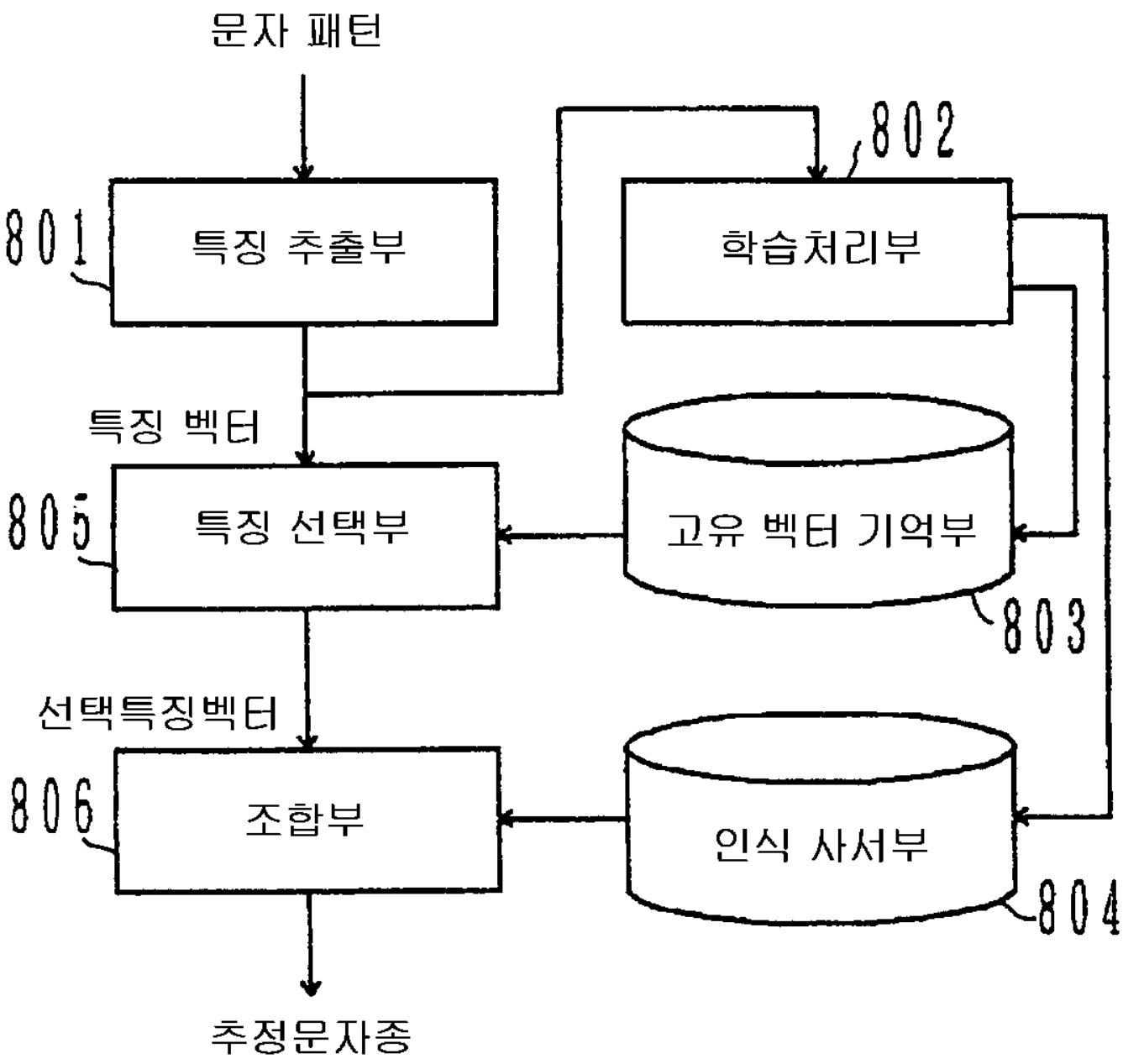
도면 6


601
$\underline{\Psi}_1 = \underline{\phi}_1$
602
h = 2
603
$\underline{t}_h = \underline{\phi}_h - \sum_{i=1}^{h-1} (\underline{\phi}_i^T \underline{\Psi}_i) \underline{\Psi}_i$
604
$\underline{\Psi}_h = - \frac{\underline{t}_h}{\| \underline{t}_h \|}$
605
h = h + 1
606
h > M
NO
YES

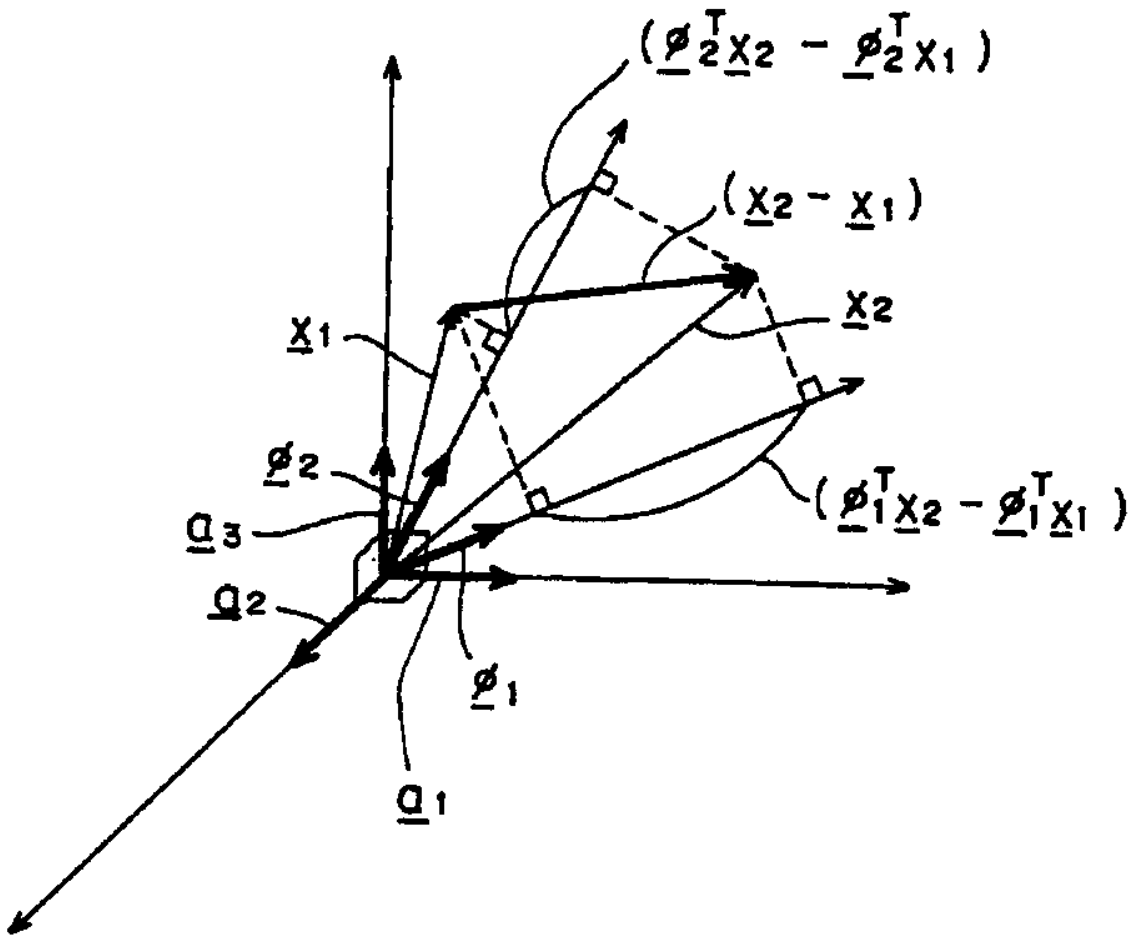
도면 7


$\underline{\psi}_h = \frac{\underline{t}_h}{\| \underline{t}_h \|}$
$\underline{\phi}_h$
$\underline{t}_h$
$\underline{t}_h = \underline{\phi}_h - \sum_{i=1}^{h-1} (\underline{\phi}_i^T \underline{\psi}_i) \underline{\psi}_i$
$\sum_{i=1}^{h-1} (\underline{\phi}_i^T \underline{\psi}_i) \underline{\psi}_i$

도면 8


문자 패턴
801
특징 추출부
802
학습처리부
특징 벡터
805
특징 선택부
고유 벡터 기억부
803
선택특징벡터
806
조합부
인식 사서부
804
추정문자종

도면 9



$$\begin{cases} dorg = |\underline{X}_2 - \underline{X}_1| \\ \quad = \{(\underline{a}_1^T\underline{X}_2 - \underline{a}_1^T\underline{X}_1)^2 + (\underline{a}_2^T\underline{X}_2 - \underline{a}_2^T\underline{X}_1)^2 + (\underline{a}_3^T\underline{X}_2 - \underline{a}_3^T\underline{X}_1)^2\}^{1/2} \\ dnew = \{(\underline{\phi}_1^T\underline{X}_2 - \underline{\phi}_1^T\underline{X}_1)^2 + (\underline{\phi}_2^T\underline{X}_2 - \underline{\phi}_2^T\underline{X}_1)^2\}^{1/2} \end{cases}$$